



PCT
WELTORGANISATION FÜR GEISTIGES EIGENTUM
Internationales Büro
INTERNATIONALE ANMELDUNG VERÖFFENTLICHT NACH DEM VERTRAG ÜBER DIE
INTERNATIONALE ZUSAMMENARBEIT AUF DEM GEBIET DES PATENTWESENS (PCT)

(51) Internationale Patentklassifikation ⁵ : G06F 15/80	A1	(11) Internationale Veröffentlichungsnummer: WO 93/00652 (43) Internationales Veröffentlichungsdatum: 7. Januar 1993 (07.01.93)		
<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"><tr><td style="width: 50%; vertical-align: top;">(21) Internationales Aktenzeichen: PCT/DE92/00494 (22) Internationales Anmeldedatum: 16. Juni 1992 (16.06.92) (30) Prioritätsdaten: P 41 20 828.5 24. Juni 1991 (24.06.91) DE (71) Anmelder (für alle Bestimmungsstaaten ausser US): SIEMENS AKTIENGESELLSCHAFT [DE/DE]; Wittelsbacherplatz 2, D-8000 München 2 (DE). (72) Erfinder; und (75) Erfinder/Anmelder (nur für US): KÄMMERER, Bernhard [DE/DE]; Unterhachinger Strasse 19 a, D-8000 München 83 (DE). (74) Gemeinsamer Vertreter: SIEMENS AG; Postfach 22 16 34, D-8000 München 22 (DE).</td><td style="width: 50%; vertical-align: top;">(81) Bestimmungsstaaten: JP, US, europäisches Patent (AT, BE, CH, DE, DK, ES, FR, GB, GR, IT, LU, MC, NL, SE). Veröffentlicht <i>Mit internationalem Recherchenbericht. Vor Ablauf der für Änderungen der Ansprüche zugelassenen Frist. Veröffentlichung wird wiederholt falls Änderungen eintreffen.</i></td></tr></table>			(21) Internationales Aktenzeichen: PCT/DE92/00494 (22) Internationales Anmeldedatum: 16. Juni 1992 (16.06.92) (30) Prioritätsdaten: P 41 20 828.5 24. Juni 1991 (24.06.91) DE (71) Anmelder (für alle Bestimmungsstaaten ausser US): SIEMENS AKTIENGESELLSCHAFT [DE/DE]; Wittelsbacherplatz 2, D-8000 München 2 (DE). (72) Erfinder; und (75) Erfinder/Anmelder (nur für US): KÄMMERER, Bernhard [DE/DE]; Unterhachinger Strasse 19 a, D-8000 München 83 (DE). (74) Gemeinsamer Vertreter: SIEMENS AG; Postfach 22 16 34, D-8000 München 22 (DE).	(81) Bestimmungsstaaten: JP, US, europäisches Patent (AT, BE, CH, DE, DK, ES, FR, GB, GR, IT, LU, MC, NL, SE). Veröffentlicht <i>Mit internationalem Recherchenbericht. Vor Ablauf der für Änderungen der Ansprüche zugelassenen Frist. Veröffentlichung wird wiederholt falls Änderungen eintreffen.</i>
(21) Internationales Aktenzeichen: PCT/DE92/00494 (22) Internationales Anmeldedatum: 16. Juni 1992 (16.06.92) (30) Prioritätsdaten: P 41 20 828.5 24. Juni 1991 (24.06.91) DE (71) Anmelder (für alle Bestimmungsstaaten ausser US): SIEMENS AKTIENGESELLSCHAFT [DE/DE]; Wittelsbacherplatz 2, D-8000 München 2 (DE). (72) Erfinder; und (75) Erfinder/Anmelder (nur für US): KÄMMERER, Bernhard [DE/DE]; Unterhachinger Strasse 19 a, D-8000 München 83 (DE). (74) Gemeinsamer Vertreter: SIEMENS AG; Postfach 22 16 34, D-8000 München 22 (DE).	(81) Bestimmungsstaaten: JP, US, europäisches Patent (AT, BE, CH, DE, DK, ES, FR, GB, GR, IT, LU, MC, NL, SE). Veröffentlicht <i>Mit internationalem Recherchenbericht. Vor Ablauf der für Änderungen der Ansprüche zugelassenen Frist. Veröffentlichung wird wiederholt falls Änderungen eintreffen.</i>			
(54) Title: METHOD OF PROCESSING UNCERTAINTIES IN INPUT DATA IN NEURONAL NETWORKS (54) Bezeichnung: VERFAHREN ZUR VERARBEITUNG VON UNSICHERHEITEN VON EINGANGSDATEN IN NEURONALEN NETZWERKEN (57) Abstract In many applications, the input signals in neuronal networks are beset by considerable uncertainties. For this reason, training data are often not representative enough for the test phase data. A method of processing uncertainties in neuronal networks is proposed to solve this problem. Modified input signals are calculated from the input signals of neurons by linearly combining the input signals with neutral values. The coefficients of this linear combination are measures of the certainty of the input signals. (57) Zusammenfassung Die Eingangssignale in neuronalen Netzwerken sind bei vielen Anwendungen mit erheblichen Unsicherheiten behaftet. Aus diesem Grunde sind die Trainingsdaten vielfach für die Daten der Testphase nicht genügend repräsentativ. Zur Lösung dieses Problems wird ein Verfahren zur Verarbeitung von Unsicherheiten in neuronalen Netzen vorgeschlagen. Aus den Eingangssignalen von Neuronen werden modifizierte Eingangssignale berechnet, indem die Eingangssignale mit neutralen Werten linear kombiniert werden. Die Koeffizienten dieser Linearkombination sind Maße für die Sicherheit der Eingangssignale.				

LEDIGLICH ZUR INFORMATION

Code, die zur Identifizierung von PCT-Vertragsstaaten auf den Kopfbögen der Schriften, die internationale Anmeldungen gemäss dem PCT veröffentlichen.

AT	Österreich	FI	Finnland	MN	Mongolei
AU	Australien	FR	Frankreich	MR	Mauritanien
BB	Barbados	GA	Gabon	MW	Malawi
BE	Belgien	GB	Vereinigtes Königreich	NL	Niederlande
BF	Burkina Faso	GN	Guinea	NO	Norwegen
BG	Bulgarien	GR	Griechenland	PL	Polen
BJ	Benin	HU	Ungarn	RO	Rumänien
BR	Brasilien	IE	Irland	RU	Russische Föderation
CA	Kanada	IT	Italien	SD	Sudan
CF	Zentrale Afrikanische Republik	JP	Japan	SE	Schweden
CG	Kongo	KP	Demokratische Volksrepublik Korea	SN	Senegal
CH	Schweiz	KR	Republik Korea	SU	Sowjet Union
CI	Côte d'Ivoire	LI	Liechtenstein	TD	Tschad
CM	Kamerun	LK	Sri Lanka	TG	Togo
CS	Tschechoslowakei	LU	Luxemburg	US	Vereinigte Staaten von Amerika
DE*	Deutschland	MC	Monaco		
DK	Dänemark	MG	Madagaskar		
ES	Spanien	ML	Mali		

Verfahren zur Verarbeitung von Unsicherheiten von Eingangsdaten in Neuronalen Netzwerken.

5

Die aus der Literatur bekannten Arten von künstlichen neuronalen Netzen weisen die Eigenschaft auf, daß die Eingangsdaten direkt mit einem Knoten eines Netzes verbunden sind. Aus diesem Grunde ist es nicht möglich, unsichere Daten auch bei bekannten Unsicherheitsfaktoren von einem Knoten zu entkoppeln. Stattdessen nimmt man an, daß während eines Trainings mit einem statistisch signifikanten Satz von Trainingsdaten automatisch Gewichtungsfaktoren mit Werten nahe bei 0 für diejenigen Eingangsleitungen eingestellt werden, die mit großen Unsicherheiten behaftet sind. Im Erkennungsmodus bewirken diese kleinen Gewichtswerte dann eine Maskierung der entsprechenden Daten.

20 Diese Vorgehensweise hat den Nachteil, daß zum einen diese Einstellungen statisch sind, d. h. daß einmal als unsicher eingestufte Eingangsverbindungen immer mit kleinen Werten ihrer Gewichtungsfaktoren behaftet und damit nur von geringem Einfluß auf das Verhalten des Netzwerkes sind, und daß es 25 zum anderen für viele Anwendungen nahezu unmöglich ist, einen wirklich signifikanten Satz von Trainingsdaten im Voraus zu bestimmen. Da in vielen Anwendungsgebieten der neuronalen Netze, wie z. B. in der Bild- und Sprachverarbeitung nur ein sehr eingeschränktes Wissen 30 vorhanden ist, bedeutet die Forderung nach signifikanten Trainingsdaten die Aufnahme und Speicherung einer extrem großen Stichprobe und damit auch extrem lange Trainingszeiten für ein neuronales Netzwerk.

35 Die geschilderten Umstände führen meist dazu, daß mit einer den Möglichkeiten angepaßten stark eingeschränkten Trainingsstichprobe gearbeitet werden muß, wodurch die resultierenden Netzwerke nur für sehr spezielle Situationen

repräsentativ sein können. In diesen Fällen führen dann Daten, die nicht mit denen der Trainingsphase kohärent sind, zu Problemen in der Erkennungsphase. Falls das Verhalten der Daten systematische Gründe hat, kann nichts
5 anderes getan werden, als das Netzwerk mit einem besser angepaßten Satz von Trainingsdaten erneut zu trainieren. Ist aber andererseits das widersprüchliche Datum durch eine erkennbare Störung bedingt bzw. kann ein Bewertungskriterium für die Verlässlichkeit eines Datums
10 angegeben werden, ist es wünschenswert, dieses Wissen in der Berechnung durch das Netzwerk zu berücksichtigen.

Der Erfindung liegt die Aufgabe zugrunde, ein Verfahren anzugeben, mit dem bekannte Unsicherheiten von Eingangsdaten
15 neuronaler Netzwerke berücksichtigt werden können, um das Verhalten eines neuronalen Netzwerkes in der Testphase zu verbessern. Diese Aufgabe wird durch ein Verfahren zur Verarbeitung von Unsicherheiten von Eingangsdaten in neuronalen Netzwerken mit Merkmalen nach Anspruch 1 gelöst.

20 Vorteilhafte Weiterbildungen des Verfahrens ergeben sich aus den Unteransprüchen.

Fig. 1 zeigt den Raum der möglichen Eingangssignale eines
25 Neurons mit zwei Eingängen, in denen zwei Klassen von Trainingsdaten, welche durch eine eindimensionale Hyperebene (Gerade) getrennt sind, eingezeichnet sind.

Fig. 2 zeigt die gleiche Situation wie Fig. 1 mit
30 Testdaten, deren Varianz die der Trainingsdaten übersteigt.

Fig. 3 zeigt die gleiche Situation wie Fig. 2 mit einer
zweiten Hyperebene (Gerade), welche die beiden Klassen von
Testdaten zutreffend separiert.

35 Im folgenden wird die Erfindung anhand eines bevorzugten Ausführungsbeispiels sowie anhand der Figuren näher erläutert.

- Die in dieser Patentanmeldung verwendeten Fachbegriffe sind allgemein üblich und sind in dem Buch von D.E. Rumelhart, J.L. Mac Clelland (Herausgeber): "Parallel Distributed Processing, Vol. 1: Foundations", MIT Press, Cambridge MA (1986), speziell in dem Artikel "Learning Internal Representations by Error Back Propagation" von D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. Williams erläutert.
- 10 Neuronale Netze sind im allgemeinen aus einer Vielzahl von Neuronen aufgebaut, welche aus einer Vielzahl von Eingängen unter Verwendung von Gewichtungsfaktoren eine gewichtete Summe berechnen und diese gewichtete Summe unter Verwendung einer vorzugsweise sigmoidalen Transferfunktion einer
- 15 Schwellwertentscheidung unterwerfen. Hierdurch kann jedes Neuron zwei Klassen seiner Eingangsdaten unterscheiden, wobei es für die eine Klasse die Ausgangsaktivität "0", für die andere Klasse die Ausgangsaktivität "1" verwendet. Die Verbindungsgewichte (Gewichtungsfaktoren) zwischen den
- 20 Eingängen und dem Neuron werden in einer Trainingsphase durch Anpassung der Gewichtungsfaktoren an einen Satz von Trainingsdaten eingestellt bzw. erlernt. Ein mögliches Trainingsverfahren (Rumelhart, 1986) realisiert einen Gradientenabstieg über einer Fehleroberfläche. Durch
- 25 Verwendung einer sigmoidalen Transferfunktion wird die bestmögliche Trennbarkeit der beiden Klassen erreicht.

- Zum besseren Verständnis wird das Verfahren zunächst - ohne die Allgemeingültigkeit zu beschränken - am Beispiel eines
- 30 einzelnen Neurons des Perceptron-Modells mit $K = 2$ Eingangsleitungen abgeleitet. Dieses Neuron kann zwei Klassen unterscheiden, wobei für die eine Klasse die Ausgangsaktivität des Neurons "0", für die andere "1" ist. Es sei ferner angenommen, daß in diesem Beispiel die
- 35 Klassen durch eine lineare Ebene getrennt werden können und daß nur eine Eingangsleitung die notwendige Information für diese Unterscheidung beiträgt. Die zweite Eingangsleitung soll hier nur redundante Informationen führen. Fig. 1 zeigt

zwei Klassen K1 bzw. K2 von Trainingsdaten, die durch eine lineare Hyperebene H1 (Gerade) getrennt werden können. Da die beiden Klassen von Trainingsdaten sowohl durch eine horizontal als auch durch eine vertikal verlaufende Hyperebene getrennt werden könnten, steht nicht von vornherein fest, welcher der beiden Eingänge I1 bzw. I2 die zur Trennung der beiden Klassen maßgebende Information trägt. Fig. 2 zeigt die gleiche Situation wie in Fig. 1, wobei allerdings eine größere Datenmenge - die Testdaten, welche die Trainingsdaten ebenfalls umfassen - verwendet wurde. Die beiden Klassen K11 bzw. K21 von Testdaten sind nun nicht mehr durch eine horizontal verlaufende Hyperebene zu trennen, sondern lediglich durch eine vertikal verlaufende Hyperebene. Die in Fig. 1 und Fig. 2 sichtbare diagonal verlaufende Hyperebene H1 ist zwar in der Lage, die Trainingsdaten zutreffend in zwei Klassen einzuteilen, nicht aber die Testdaten. Dies hängt damit zusammen, daß die Testdaten eine größere Varianz - hauptsächlich in dem Eingangssignal I2 - aufweisen als die Trainingsdaten. Es ist also der Eingang I1, welcher die Information zur zutreffenden Trennung der Testdatenklassen K11 bzw. K21 trägt. Ist nun - wie in vielen Anwendungsfällen - von vornherein bekannt, daß einer der Eingänge oder im allgemeinen mehrere Eingänge mit einer Unsicherheit behaftet sind und daher keine zuverlässige Trennung der Testdaten erlauben, ist es wünschenswert, ein Verfahren anzuwenden, welches bei Verwendung der Trainingsdaten von Fig. 1 auf die Hyperebene H2, welche in Fig. 3 dargestellt ist, führt. Die Hyperebene H2 trennt nämlich sowohl die Trainingsdaten als auch die Testdaten zutreffend in zwei Klassen K11 bzw. K21. Ein solches Verfahren muß von dem Wissen über die Unsicherheit der Information des Eingangs I2 Gebrauch machen. Die in den Fig. 1, 2 und 3 dargestellte Situation ist eine starke Vereinfachung der bei vielen Anwendungen, wie z. B. in der Bild- und Sprachverarbeitung auftretenden Situation, bei denen hochdimensionale Eingangsvektoren vorkommen, deren einzelnen Komponenten eine erhebliche Redundanz aufweisen.

Die allgemeine erfindungsgemäße Lösung des beschriebenen Problems besteht darin, die Eingangswerte eines Neurons oder mehrerer Neuronen des neuronalen Netzes nicht direkt mit den Gewichtungsfaktoren zu multiplizieren und aufzusummieren, sondern aus den Eingangssignalen der Neuronen zunächst modifizierte Eingangssignale zu berechnen, welche die unterschiedlichen Unsicherheiten verschiedener Eingangssignale zutreffend berücksichtigen.

10

Im allgemeinen berechnet ein Neuron nämlich aus seinen Eingangswerten i_k einen Ausgangswert a nach der Formel

$$(1) \quad a = f \left(\sum_{k=1 \dots K} w_k \cdot i_k + \theta \right),$$

15

wobei a der Ausgangswert (Aktivität des Neurons), w_k der k -te Gewichtswert (Gewichtungsfaktor), i_k der k -te Eingangswert (Eingangssignal) und θ ein Schwellwert ist. Sind für jeden Eingangsvektor $I=(i_1, \dots, i_K)$ die Sicherheitswerte s_k mit Werten zwischen 0 und 1 gegeben, so können modifizierte Eingangswerte j_k nach folgender Formel berechnet werden:

$$(2) \quad j_k = s_k \cdot i_k + (1-s_k) \cdot n_k,$$

Hierbei ist n_k der k -te Wert eines Neutralvektors N . Die Komponenten n_k des Neutralvektors geben also diejenigen Werte der modifizierten Eingangssignale an, welche diese bei maximaler Unsicherheit (minimale Sicherheit, $s_k = 0$) annehmen. Vorteilhafte Werte für die Komponenten des Neutralvektors werden später angegeben.

30

Mit diesen modifizierten Eingangssignalen kann nun die Neuronenaktivität wie folgt berechnet werden:

$$(3) \quad a = f \left(\sum_{k=1 \dots K} w_k \cdot j_k + \theta \right),$$

35

Hierdurch ist die der Erfindung zugrundeliegende Aufgabe gelöst, welche darin besteht, bekannte Unsicherheiten von

Eingangssignalen in neuronalen Netzwerken zur Verbesserung des Netzwerkverhaltens zu verwenden. Es ist aber weiterhin vorteilhaft, wenn jedes Neuron zusätzlich zu seinem Ausgangswert (Neuronenaktivität) eine durchschnittliche Sicherheit seiner Eingangssignale nach folgender Beziehung

$$(4) \quad s_0 = \frac{1}{K} \sum_{k=1 \dots K} s_k$$

10

aus den Sicherheitswerten s_k seiner Eingangssignale berechnet. Dieser durchschnittliche Sicherheitswert kann dann an Neuronen nachfolgender Stufen des neuronalen Netzwerks weitergegeben werden, wodurch auch Neuronen in nachfolgenden Stufen Sicherheitswerte nach dem gleichen Verfahren auswerten können. Insbesondere können die Neuronen der letzten Stufe eines neuronalen Netzwerks somit die Sicherheit ihrer Ausgangswerte berechnen, was zur Beurteilung der Netzwerkleistung, d. h. der Qualität der Klassifikation verwendet werden kann. Das hier beschriebene Verfahren kann ohne weiteres auch in rückgekoppelten neuronalen Netzen Verwendung finden. Hierbei sind dann einige der Sicherheitswerte nicht vom Anwender vorgegeben, sondern von anderen Neuronen im neuronalen Netz berechnet. Der Begriff Neuronales Netz kann also in der allgemeinsten Bedeutung dieses Wortes verwendet werden, wobei insbesondere an neuronale Netze zu denken ist, welche durch entsprechende Computerprogramme auf hierfür geeigneten Rechenanlagen realisiert werden. Auf der anderen Seite kann das Verfahren auch im Rahmen von schaltungstechnisch realisierten neuronalen Netzen verwendet werden.

Der Neutralvektor N kann als Schnittpunkt der durch das Trainingsverfahren eingestellten Hyperebene mit denjenigen Hyperebenen berechnet werden, welche sich ergeben, wenn jeweils ein Eingangssignal eines Neurons unberücksichtigt bleibt. Hierbei erhält man K verschiedene Hyperebenen für

je ein Neuron mit K Eingängen: Eine Hyperebene, die den K -dimensionalen Raum unterteilt, sowie $K - 1$ weitere Hyperebenen, die die $K - 1$ -dimensionalen Unterräume unterteilen. Ein solches mehrfaches Trainingsverfahren kann simultan
5 durchgeführt werden, wobei etwa der K -fache Aufwand an Rechenzeit und Speicherplatz notwendig wird. Am Ende eines solchen Mehrfachtrainingsverfahrens müssen K lineare Gleichungen zur Bestimmung des Schnittpunktes aller Hyperebenen gelöst werden.

10

Da dieser Ansatz sehr aufwendig ist und zur Trainingsphase eine weitere Phase mit der Lösung des linearen Gleichungssystems erfordert, wird ein weiteres spezielles Verfahren zur iterativen Bestimmung des Neutralvektors
15 vorgeschlagen. Dieses Verfahren kommt ohne zusätzliche Berechnungsschritte aus und ist insgesamt weniger aufwendig. Dieses weitere Verfahren sieht vor, anstelle des Schnittpunktes von K Hyperebenen den Schwerpunkt der im Training beobachteten, auf die durch die momentanen
20 Gewichtungsfaktoren definierte Trennebene H projizierten Eingangswerte des Neurons zu ersetzen. Hierzu müssen lediglich K zusätzliche Parameter zur Charakterisierung des Neutralvektors gespeichert und nach jeder Präsentation neuer Trainingsdaten I angepaßt werden. Nach einer
25 geeigneten Initialisierung des Neutralvektors mit dem Wert N_0 umfaßt das Verfahren zur iterativen Berechnung des Neutralvektors damit für jede Präsentation neuer Trainingsdaten I im wesentlichen 2 Schritte:

- 30 1) Bestimmung der Projektion I' von I auf H und
 2) Korrektur von N_{alt} in N_{neu} mit Hilfe von I'

Schritt 1 stellt sicher, daß alle Modifikationen von N in der Trennebene H erfolgen. Schritt 2 berechnet iterativ den
35 Schwerpunkt aller Projektionen.

Die Projektion I' von I auf H ist bestimmt durch

$$(5) \quad I' = I - \frac{W^T \cdot I + \theta}{W^T \cdot W} \cdot W$$

wobei W den Spaltenvektor der Verbindungsgewichte $w_k = (w_1, \dots, w_k)$, welcher die Trennebene H definiert, W^T den transponierten Vektor W und θ den Offset der Trennebene H bezeichnet. Die Korrektur (Anpassung) von N erfolgt dann nach der Vorschrift

$$(6) \quad N_{\text{neu}} = N_{\text{alt}} + \gamma \cdot (I' - N_{\text{alt}}),$$

wobei N_{alt} der vorherige Wert des Neutralvektors, N_{neu} der korrigierte Wert des Neutralvektors, und γ ein Faktor zwischen 0 und 1 ist, welcher die Geschwindigkeit der Korrektur des Neutralvektors bestimmt. γ kann konstant gewählt werden, falls für jede Klasse etwa gleich viele Beispiele verfügbar sind. Ist dies nicht der Fall, muß γ entsprechend der Klassenzugehörigkeit des aktuellen Trainingsmusters umgekehrt proportional zur Anzahl der Beispiele dieser Klasse gewählt werden.

Falls der Vektor W , der die Trennebene H definiert, während des Adaptionprozesses von N konstant bleibt (d. h. wenn die Trennebene in einer vorangegangenen Lernphase eingestellt wurde) und falls die Initialisierung N_0 so gewählt wurde, daß die Gleichung für H erfüllt ist, gilt dies auch nach der Adaption von N . Auf der anderen Seite können beide Prozesse (das Training der Trennebene H und die Adaption des Neutralvektors N) parallel durchgeführt werden. Dabei wird N_0 mit kleinen Zufallszahlen vorbelegt. Auch in diesem Fall, in dem N der sich stetig verändernden Trennebene H folgt, stellt sich nach genügend langer Adaption der gewünschte Vektor N ein.

Patentansprüche

1. Verfahren zur Verarbeitung von Unsicherheiten von Eingangssignalen in Neuronalen Netzwerken, bei dem aus Eingangssignalen von Neuronen modifizierte Eingangssignale in Form einer Linearkombination der Eingangssignale mit neutralen Werten, deren Koeffizienten Maße für die Sicherheit der Eingangssignale sind, berechnet werden.

10

2. Verfahren nach Anspruch 1, bei dem Neuronen zusätzlich zu ihrer Aktivität einen weiteren Ausgangswert ermitteln, welcher die durchschnittliche Sicherheit ihrer Eingangssignale charakterisiert.

15

3. Verfahren nach einem der vorhergehenden Ansprüche, bei dem die neutralen Werte wenigstens eines Neurons die Komponenten eines Neutralvektors bilden, welcher ein Punkt auf derjenigen Hyperebene ist, die einen Satz von Trainingsdaten in zwei Klassen unterteilt.

4. Verfahren nach Anspruch 3, bei dem der Neutralvektor ein gemeinsamer Punkt aller derjenigen Hyperebenen ist, welche die Trainingsdaten in zwei Klassen unterteilen, wenn man jeweils ein Eingangssignal unberücksichtigt läßt.

5. Verfahren nach Anspruch 3, bei dem der Neutralvektor N mit Hilfe der Beziehungen

30 (5)
$$I' = I - \frac{W^T \cdot I + \theta}{W^T \cdot W} \cdot W$$

sowie

(6)
$$N_{\text{neu}} = N_{\text{alt}} + \gamma \cdot (I' - N_{\text{alt}})$$

35

iterativ aus den Eingangssignalen I eines Satzes von Trainingsdaten berechnet wird, wobei

- W der Vektor der Gewichte eines Neurons,
W^T der transponierte Vektor dieser Gewichte,
θ die Schwelle dieses Neurons,
N_{neu} ein neuer Wert des Neutralvektors,
5. N_{alt} ein alter Wert des Neutralvektors und
γ eine Konstante zwischen 0 und 1 ist.

FIG 1

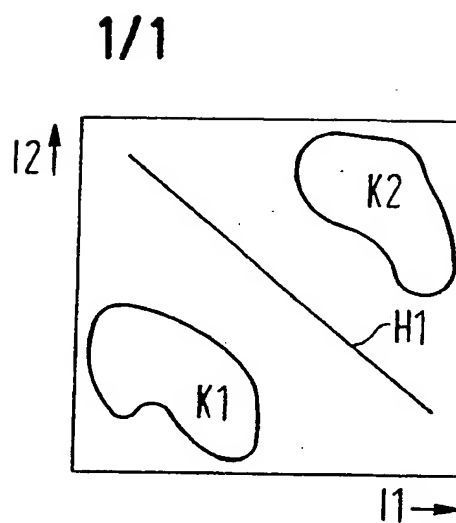


FIG 2

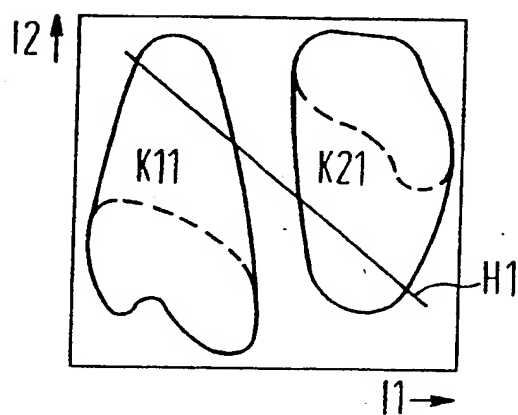
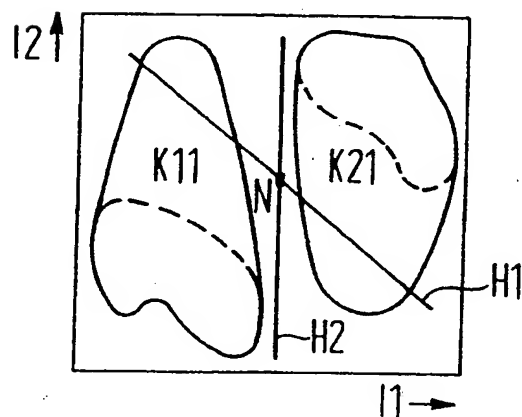


FIG 3



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/DE 92/00494

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

Int.Cl. 5 G06F15/80

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

Int.Cl. 5 G06F

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched.

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	US,A,4 876 731 (LORIS) 24 October 1989 see column 3, line 66 - column 9, line 30; figure 1	1,2
A	--- INTERNATIONAL NEURAL NETWORK CONFERENCE INNOC 90 PARIS Vol. 2, 9 July 1990, PARIS, FRANCE pages 809 - 812 MARSHALL 'Representation of uncertainty in self-organizing neural networks' see page 809, left-hand column, line 1 - see 810, left-hand column, line 47; figure 1	1,2
A	--- EP,A,0 378 689 (MATSUSHITA ELECTRIC INDUSTRIAL CO) 25 July 1990 see page 1, line 1 - page 6, line 25; figures 1,2,5,6,8,9 --- -/-	1-4



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

- * Special categories of cited documents:
- "A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
- "E" earlier document but published on or after the international filing date
- "L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
- "O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
- "P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

- "T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
- "X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
- "Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
- "&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

30 October 1992 (30.10.92)

Date of mailing of the international search report

5 November 1992 (05.11.92)

Name and mailing address of the ISA/

European Patent Office

Authorized officer

Facsimile No.

Telephone No.

Form PCT/ISA/210 (second sheet) (July 1992)

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/DE 92/00494

C (Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	<p>INTERNATIONAL NEURAL NETWORK CONFERENCE INNC 90 PARIS Vol. 2, 9 July 1990, PARIS, FRANCE pages 902 - 907 SUN 'The discrete neuronal model and the probabilistic discrete neuronal model' see abstract</p> <p style="text-align: center;">---</p>	1,2
A	<p>IEEE FIRST INTERNATIONAL CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS Vol. 3, 21 June 1987, SAN DIEGO, USA pages 51 - 58 GAINES 'Uncertainty as a foundation of computational power in neural networks' see page 51, line 1 - line 34</p> <p style="text-align: center;">-----</p>	1

**ANNEX TO THE INTERNATIONAL SEARCH REPORT
ON INTERNATIONAL PATENT APPLICATION NO. DE 9200494
SA 60594**

This annex lists the patent family members relating to the patent documents cited in the above-mentioned international search report.
The members are as contained in the European Patent Office EDP file on
The European Patent Office is in no way liable for these particulars which are merely given for the purpose of information. 30/10/92

Patent document cited in search report	Publication date	Patent family member(s)	Publication date
US-A-4876731	24-10-89	None	
EP-A-0378689	25-07-90	WO-A- 8911684	30-11-89

EPO FORM P0079

For more details about this annex : see Official Journal of the European Patent Office, No. 12/82

I. KLASSEFIZIKATION DES ANMELDUNGS-GEGENSTANDS (bei mehreren Klassifikationssymbolen sind alle anzugeben) ⁶		
Nach der Internationalen Patentklassifikation (IPC) oder nach der nationalen Klassifikation und der IPC		
Int.Kl. 5 G06F15/80		
II. RECHERCHIERTE SACHGEBIETE		
Recherchierter Mindestprüfstoff ⁷		
Klassifikationssystem	Klassifikationssymbole	
Int.Kl. 5	G06F	
Recherchierte nicht zum Mindestprüfstoff gehörende Veröffentlichungen, soweit diese unter die recherchierten Sachgebiete fallen ⁸		
III. EINSCHLAGIGE VERÖFFENTLICHUNGEN ⁹		
Art. ⁹	Kennzeichnung der Veröffentlichung ¹¹ , soweit erforderlich unter Angabe der maßgeblichen Teile ¹²	Betr. Anspruch Nr. ¹³
X	US,A,4 876 731 (LORIS) 24. Oktober 1989 siehe Spalte 3, Zeile 66 - Spalte 9, Zeile 30; Abbildung 1	1,2
A	INTERNATIONAL NEURAL NETWORK CONFERENCE INNOC 90 PARIS Bd. 2, 9. Juli 1990, PARIS, FRANCE Seiten 809 - 812 MARSHALL 'Representation of uncertainty in self-organizing neural networks' siehe Seite 809, linke Spalte, Zeile 1 - Seite 810, linke Spalte, Zeile 47; Abbildung 1	1,2
<p>⁶ Besondere Kategorien von angegebenen Veröffentlichungen ¹⁰ :</p> <p>"A" Veröffentlichung, die den allgemeinen Stand der Technik definiert, aber nicht als besonders bedeutsam anzusehen ist</p> <p>"E" älteres Dokument, das jedoch erst am oder nach dem internationalen Anmeldedatum veröffentlicht worden ist</p> <p>"L" Veröffentlichung, die geeignet ist, einen Prioritätsanspruch zweifelhaft erscheinen zu lassen, oder durch die das Veröffentlichungsdatum einer anderen im Recherchenbericht genannten Veröffentlichung belegt werden soll oder die aus einem anderen besonderen Grund angegeben ist (wie ausgeführt)</p> <p>"O" Veröffentlichung, die sich auf eine mündliche Offenbarung, eine Benutzung, eine Ausstellung oder andere Maßnahmen bezieht</p> <p>"P" Veröffentlichung, die vor dem internationalen Anmeldedatum, aber nach dem beanspruchten Prioritätsdatum veröffentlicht worden ist</p> <p>"T" Spätere Veröffentlichung, die nach dem internationalen Anmeldedatum oder dem Prioritätsdatum veröffentlicht worden ist und mit der Anmeldung nicht kollidiert, sondern nur zum Verständnis des der Erfindung zugrundeliegenden Prinzips oder der ihr zugrundeliegenden Theorie angegeben ist</p> <p>"X" Veröffentlichung von besonderer Bedeutung; die beanspruchte Erfindung kann nicht als neu oder auf erfinderischer Tätigkeit beruhend betrachtet werden</p> <p>"Y" Veröffentlichung von besonderer Bedeutung; die beanspruchte Erfindung kann nicht als auf erfinderischer Tätigkeit beruhend betrachtet werden, wenn die Veröffentlichung mit einer oder mehreren anderen Veröffentlichungen dieser Kategorie in Verbindung gebracht wird und diese Verbindung für einen Fachmann naheliegend ist</p> <p>"&" Veröffentlichung, die Mitglied derselben Patentfamilie ist</p>		
IV. BESCHEINIGUNG		
Datum des Abschlusses der internationalen Recherche		Absenddatum des internationalen Recherchenberichts
30. OKTOBER 1992		05. 11. 92
Internationale Recherchenbehörde		Unterschrift des bevollmächtigten Bediensteten
EUROPAISCHES PATENTAMT		SCHENKELS P.F.

III. EINSCHLAGIGE VERÖFFENTLICHUNGEN (Fortsetzung von Blatt 2)		
Art °	Kennzeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der maßgeblichen Teile	Betr. Anspruch Nr.
A	EP,A,0 378 689 (MATSUSHITA ELECTRIC INDUSTRIAL CO) 25. Juli 1990 siehe Seite 1, Zeile 1 - Seite 6, Zeile 25; Abbildungen 1,2,5,6,8,9 ---	1-4
A	INTERNATIONAL NEURAL NETWORK CONFERENCE INNC 90 PARIS Bd. 2, 9. Juli 1990, PARIS, FRANCE Seiten 902 - 907 SUN 'The discrete neuronal model and the probabilistic discrete neuronal model' siehe Zusammenfassung ---	1,2
A	IEEE FIRST INTERNATIONAL CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS Bd. 3, 21. Juni 1987, SAN DIEGO, USA Seiten 51 - 58 GAINES 'Uncertainty as a foundation of computational power in neural networks' siehe Seite 51, Zeile 1 - Zeile 34 -----	1

**ANHANG ZUM INTERNATIONALEN RECHERCHENBERICHT
ÜBER DIE INTERNATIONALE PATENTANMELDUNG NR.**

DE 9200494
SA 60594

In diesem Anhang sind die Mitglieder der Patentfamilien der im obengenannten internationalen Recherchenbericht angeführten Patentdokumente angegeben.

Die Angaben über die Familienmitglieder entsprechen dem Stand der Datei des Europäischen Patentamts am
Diese Angaben dienen nur zur Unterrichtung und erfolgen ohne Gewähr.

30/10/92

Im Recherchenbericht angeführtes Patentdokument	Datum der Veröffentlichung	Mitglied(er) der Patentfamilie	Datum der Veröffentlichung
US-A-4876731	24-10-89	Keine	
EP-A-0378689	25-07-90	WO-A- 8911684	30-11-89

EPO FORM P0473

Für nähere Einzelheiten zu diesem Anhang : siehe Amtsblatt des Europäischen Patentamts, Nr.12/82